**УДК 004.9**

***І.М. Доманецька[1], О.В. Федусенко[1], В.М. Хроленко[2]***
[1]Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Україна
вул. Володимирська, 60, м. Київ, 01033
[2]Київський національний університет будівництва та архітектури, Україна
пр. Повітрофлотський, 31, м. Київ, 03037

# НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТЕХНОЛОГІЇ ОПРАЦЮВАННЯ ПРИРОДНОМОВНИХ ТЕКСТІВ В АДАПТИВНИХ СИСТЕМАХ НАВЧАННЯ

***I.M. Domanetska[1], O.V. Fedusenko[1], V.M. Khrolenko[2]***
[1]Taras Shevchenko National University of Kyiv, Ukraine
60, Volodymyrska str., Kyiv, 01033
[2]Kyiv National University of Construction and Architecture, Ukraine
31, Povitroflotsky av., Kyiv, 03037

# NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES TO PROCESSING NATURAL LANGUAGE TEXTS IN ADAPTIVE LEARNING SYSTEMS

У роботі проаналізовані існуючі на сьогоднішній день механізми обробки природномовних текстів, що базуються на нейромережевих технологіях з метою впровадження їх в адаптивних системах навчання. Досліджені питання диференційованої оцінки відповідей природною мовою.

**Ключові слова:** адаптивне навчання, аналіз природномовних текстів, нейромережі.

The work analyzes existing mechanisms for natural language processing technologies based on neural network technologies in order to implement them in adaptive learning systems. The questions of obtaining a differentiated assessment of answers in the natural language have been researched.

**Keywords:** adaptive learning, natural language processing, neural networks.

## Вступ

Інформатизація освіти в Україні – один із найважливіших механізмів, що зачіпає основні напрямки модернізації освітньої системи. Освітні навчальні заклади з традиційною системою навчання вже не в змозі задовольнити попит населення на якісні знання, забезпечити можливість «навчатись упродовж усього життя». Суспільство починає сприймати й оцінювати online-освіту передусім як доступний і зручний формат отримання особистісно і професійно значущої інформації.

Впровадження у навчальний процес елементів online-освіти та принципів адаптивного навчання вимагає змін в існуючих системах контролю знань – їх автоматизації та інтелектуалізації. Застосування інтелектуальних розробок для навчання і викладання набуває свого власного дослідницького напрямку із відповідними специфічними для цієї галузі проблемами [8, 9, 10].

## Постановка проблеми

Актуальним з точки зору особистісно ( персонально ) орієнтованого навчання є поняття адаптивного навчання, індивідуальної навчальної траєкторії. Домінантою тут виступає особиста продуктивна діяльність того, хто навчається.

Адаптивне навчання визначається аналітиками освіти і як концепція, і як інструмент та передбачає можливість надання студенту інструментів навчання, призначених особисто йому, вибору обсягу отриманих знань та індивідуальної траєкторії навчання.

 

Існує декілька підходів до вирішення задачі адаптивного навчання, і, як результат, декілька класів систем [2]:

Перший принцип – це адаптивна навігація. Йому відповідає клас систем «пасивної адаптивності». Активна роль делегується слухачу: на основі рекомендованого набору параметрів особа, що навчається, виходячи з власних інтересів, сама планує траєкторію свого просування в навчальному матеріалі, терміни вивчення того чи іншого контенту.

Другий принцип – це адаптивне подання матеріалу. Це, так звані, системи «активної адаптивності». Сама система, на підставі вже пройденого слухачем навчального матеріалу і на основі його відповідей на тестові питання, визначає траєкторію його подальшого навчання.

Третій принцип – це розумна (smart) адаптивність. Система, що забезпечує «розумну адаптивність» створює і постійно коригує повну психологічну картину того, хто навчається, картину його переваг і траєкторію просування в освоєнні контенту. У таких системах використовуються методи програмування на основі використання аналітики великих даних.

Необхідно зауважити, що в основі будь-якої адаптивності лежать механізми управління процесами контролю знань слухачів, саме вони багато в чому визначають можливості і обмеження автоматизованих навчальних систем, ефективність їх функціонування.

Сьогодні в автоматизованих навчальних системах широкого використання набули автоматизовані засоби оцінювання знань, зокрема автоматизовані системи тестування. Практично всі системи автоматизованого контролю знань оперують завданнями в тестовій формі (питаннями) закритого типу (типу «вибір одного з декількох», «вибір декількох з декількох», «відповідність», «послідовність або впорядкування») і відкритого типу (вільне володіння введення відповіді). Питання закритого типу відрізняються простотою своєї програмної реалізації. Але суттєвим недоліком такого підходу є неможливість врахувати неповні, або не зовсім точні відповіді слухача. Питання відкритого типу характерні тим, що для отримання відповіді на нього слухач повинен ввести символьний рядок, що представляє власну відповідь. Як правило, такі відповіді вводяться на природній для людини мові, максимально наближеній до розмовної. Як правило, тягар перевірки завдань відкритого типу лягає на плечі викладача. Більшість сучасних систем тестування в основному ґрунтуються на завданнях закритого типу, автоматична перевірка завдань відкритого типу зводиться до перевірки повного збігу з одним із можливих еталонних варіантів відповіді.

Адекватна автоматична перевірка природномовних відповідей є важким завданням. Шаблони відповідей у вигляді стандартних виразів не в змозі взяти до уваги різноманіття, властиве рідній мові. Крім того, потрібне автоматичне виявлення випадкових помилок (наприклад, друкарських помилок), і помилок правопису.

Тому актуальним є завдання створення/розвиток інтелектуальних механізмів, які б дозволили вирішити задачу якісної автоматизованої обробки природномовних текстових відповідей, і можуть бути покладені в основу інтелектуальних систем оцінювання знань.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Проблемам діагностики та оцінювання знань засобами новітніх інформаційних технологій присвячені дослідження широкого кола вітчизняних та закордонних

 

науковців (І.Є. Булах, Н.А. Яремчук, Ю.В. Нехаєнко, П.С. Ухань, А.Л. Симонова, Т.В. Солодка, В.В. Хубулашвілі, П. Клайн та ін.).

Розв’язання проблеми якісної автоматизованої обробки природної мови в рамках автоматизованих систем оцінювання знань на перший план висуває семантичну складову аналізу, екстракцію знань із текстової відповіді. Це вимагає залучення цілої низки наукових дисциплін та їхніх методів, зокрема, методів комп’ютерної, когнітивної, математичної лінгвістики, теорії штучного інтелекту, семантичних мереж, нейрокібернетики, логіки тощо. Розробка та використання інтелектуальних автоматизованих систем оцінювання знань є предметом численних обговорень та досліджень вітчизняних та закордонних науковців та фахівців (Г.М. Шидло, В.С. Аванесова, Д.В. Ланде, О.Є. Литвиненка, А.Ф. Манако, О.О. Марченко, І.А. Метешкина, І.Д. Рудинського, В.Є. Ходакова, С.В. Штангей, S. Deerwester, G. Furnas, T. Landauer, R. Harshman, L. Streeter, J. Bernstein, P. Foltz, D. DeLand та ін.) [4].

Однією із гілок сучасного розвитку інтелектуальних систем контролю знань є використання онтолого-орієнтованих методів аналізу природномовних текстів для оцінювання відповідей на відкриті питання. Застосування онтологічного підходу для автоматичної обробки текстів на природній мові передбачає порівняння понять онтології предметної області і мовних виразів, якими поняття можуть бути виражені в текстових відповідях [3].

Алгоритми онтологічного семантичного аналізу широко застосовують лінгвістичні бази знань у поєднанні із процедурами токенізації, лексико-морфологічного (бази знань морфології природної мови, словникові таблиці лексем частин мови), синтаксичного (бази знань синтаксису, таблиці граматик, «банки дерев») та семантичного аналізу (онтологічні бази знань предметної галузі). Результатом роботи таких систем є отримання семантичної структури тексту, що складається із семантичних графів окремих текстів.

Інший напрям аналізу семантики природномовних текстів – це латентно-семантичний аналіз, що реалізує екстракцію і представлення контекстно-залежного змісту слів шляхом статистичної обробки великого корпусу текстів. Суть методу полягає в тому, що сукупність усіх контекстів, у яких певне слово вживається або, навпаки, не вживається, обумовлює набір обмежень, які визначають подібність значень слів або множини слів. Латентно-семантичний аналіз базується на використанні частотного та ймовірнісного аналізу для обробки текстів або текстових корпусів з метою побудови матриць спільного вживання слів, що можуть інтерпретуватися як певні семантичні мережі у матричному вигляді, і дозволяє визначити асоціативну та семантичну близькість і вирахувати кореляції між двома текстами.

Ще одним відгалуженням у вирішенні задачі аналізу природномовних текстів є використання нейромережевих технологій. Заслуговують на увагу роботи А.А. Міцеля, А.А. Погуди, що пропонують для проведення семантичного аналізу відповіді відкритої форми використовувати самоорганізаційні карти (SOM - self-organizing map) Д. Моріфуджи, Т. Іннуі, Д.Є. Шкуліна, В.Н. Грідіна, А.А. Вербицкого, А.А. Солодовнікова, що працюють у напрямі використання нейронних мереж для вирішення задач морфологічного і синтаксичного аналізу тексту і задачі аналізу словозмін, Д.С. Тарасова, Т.В. Батури, M. Ghiassi, M. Olschimke, B. Moon, P. Arnaudo, що досліджують використання згорткових і рекурсивних (мережа Елмана) мереж, що працюють із символьними поданнями слів

або змішаними поданнями, динамічних мереж [5,6,7,12,13].

З точки зору авторів, це є одним із найбільш цікавих напрямів на сьогоднішній день. До недоліків даного підходу можна віднести відсутність кількісної міри семантичної відповідності двох текстів.

**Мета дослідження**

Аналіз сучасних механізмів семантичного аналізу природномовних текстів, що базуються на нейромережевих технологіях. Дослідження засобів кількісної оцінки семантичної відповідності двох текстів для задач автоматичного контролю знань.

**Виклад основного матеріалу**

Використання нейронних мереж – це принципово новий підхід до вирішення задач аналізу природномовних текстів, який також ідеально підходить для використання в автоматизованих системах контролю знань для перевірки правильності відповідей у тестах з відкритими питаннями.

Будемо розглядати вирішення задачі оцінки правильності відповіді у тестах з відкритими питаннями як задачу класифікації. Якщо визначення чи пояснювальний текст слухача та еталонні відповіді попадають у єдиний клас, то вважається, що відповідь правильна [1].

Формально задачу класифікації текстів можна сформулювати таким чином. Є множина документів/текстів і множина можливих класів. Потрібно побудувати класифікатор, який зараховує обраний документ до одного з декількох, заздалегідь визначених, класів на підставі змісту документа.

Найбільш поширений сучасний підхід до класифікації ґрунтується на методах машинного навчання. Згідно з цими методами, набір правил або критерій прийняття рішення текстового класифікатора обчислюється автоматично на основі навчальних даних. Навчальними даними є зразки документів з кожного класу. Рішення завдання класифікації складається з чотирьох послідовних етапів: попередньої обробки та індексації документів, зменшенні розмірності простору ознак, побудови та навчання класифікатора за допомогою методів машинного навчання, оцінки якості класифікації.

Загальновизнаними характеристиками якості роботи класифікатора є точність, повнота і їх комбінація (F-міра).

Точність (precision) класифікації в межах класу – це частка знайдених класифікатором документів, які дійсно належать даному класу, відносно всіх документів, які система віднесла до цього класу.

Повнота (recall) класифікації – це частка знайдених класифікатором документів, які дійсно належать даному класу, відносно всіх документів цього класу в тестовій вибірці.

Оцінка якості роботи класифікатора проводиться на тестовій вибірці. Разом з тим роботу системи оцінює експерт (див. Табл. 1).

У таблиці прийняті наступні умовні позначення:

TP – істинно позитивне рішення; TN – істинно негативне рішення;

FP – хибно позитивне рішення; FN – хибно негативне рішення.

Таблиця 1. Оцінка якості роботи класифікатора

| Клас Ci | | Експертна оцінка | |
|---|---|---|---|
| | | Позитивна | Негативна |
| Оцінка системи | Позитивна | TP | FP |
| | Негативна | FN | TN |

Згідно з визначенням, точність обчислюється таким чином:

$$\mathbf{p = TP/\ (TP+ FP).}$$

Повнота обчислюється за формулою

$$\mathbf{r = TP/\ (TP+ FN).}$$

F- міра – характеристика якості роботи алгоритму, яка об'єднує в собі інформацію про точність і повноту

$$\mathbf{F_\beta = \frac{(\beta^2+1)pr}{\beta^2 \cdot p + r}}, \quad \text{де } \mathbf{0 \le \beta < \infty}.$$

При $\mathbf{0 \le \beta < 1}$ більше значення має точність.

При $\mathbf{\beta = 0}$ точність і повнота рівноправні, і тоді $\mathbf{F_\beta = 2pr/(p+r)}$.

При $\mathbf{1 < \beta < \infty}$ більше значення має повнота.

Часто можна зустріти іншу формулу для обчислення точності (*accuracy*). Цю величину іноді називають правильністю або акуратністю методу:

$$\mathbf{accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}}.$$

Але все це характеристики роботи якості самого класифікатора. Нам же в задачах оцінки якості знань слухачів цікава міра наближення відповіді слухача до еталонної. Нейронна мережа виконує класифікацію наданої відповіді, але не дає нам відповіді на питання: «Наскільки точно була сформульована сама відповідь?».

Цікавим у цьому плані є апарат конформного прогнозування, запропонований у роботах В. Вовка, О. Гаммермана та Г. Шафера. Конформне прогнозування може використовуватися з будь-яким методом прогнозування точок для класифікації чи регресії, включаючи машини опорних векторів, boosting, дерева рішень, нейронні мережі та прогнози Байєса. Обчислюється показник невідповідності, який вимірює, як виглядає поточний приклад відносно до попередніх прикладів, а конформний алгоритм перетворює цю міру невідповідності в область прогнозування [11].

Нехай **X** – це вимірюваний простір (простір об'єкта), а **Y** – кінцевий набір (простір мітки). Кожен зразок **zi = (xi, yi)** складається з об'єкта **xi ∈ X** і мітки **yi ∈ Y**. Об'єкт спостереження визначається як **Z: = X * Y, zi ∈ Z**. Знаходимо вимірювальну функцію **A**, що приводить послідовність спостережень **(z1, z2, ..., zn) ∈ Z** до послідовності однакової довжини **(α1, ... αn) ∈ R**, яка утворюється позитивними дійсними числами і еквіваріантна щодо перестановок: для будь-якого n і будь-якої перестановки ***π*** з **{1, ..., n}**

$$\mathbf{(\alpha 1, \ldots, \alpha n) = A\,(z1, \ldots, zn) \to (\alpha\pi\,(1), \ldots, \alpha\pi\,(n)) = A\,(z\pi\,(1), \ldots, z\pi\,(n))}$$

Конформний предиктор, обумовлений функцією **A**, визначається як

$$\mathbf{\Gamma^\varepsilon(z1, \ldots, zl, x) := \{\, y \mid p^y > \varepsilon \,\}}$$

де **(z1, ..., zl) ∈ Z** - це тренувальна послідовність, яка є частиною простору спостереження **(z1, z2, ..., zn)**, **x** - тестовий об'єкт, **а y ∈ Y** - потенційні мітки для x. **Γ^ε** - відповідна область прогнозування з заданим рівнем значимості **ε ∈ (0, 1)**.

Для кожного y ∈ Y відповідне p-значення визначається як

$$p^y = \frac{\left|\{\mathbf{i = 1, \ldots, l+1} \mid \alpha_i^y \ge \alpha_{l+1}^y\}\right|}{\mathbf{l+1}}$$

Відповідна послідовність балів невідповідності визначається як

$$(\alpha_l^y, \ldots, \alpha_{l+1}^y) = A(z1, \ldots, zl, (x, y))$$

Загалом, чим нижче $\alpha_l^y$, тим більша впевненість у нас. Чим нижче $p^y$, тим менше ми можемо довіряти цьому прогнозу.
Область прогнозу в конформному предикторі вкладена, тобто для будь-яких **ε1 <ε2**,

$$\Gamma^{\varepsilon_2}(z1,\ldots,zl,x) \subseteq \Gamma^{\varepsilon_1}(z1,\ldots,zl,x)$$

Властивістю валідності конформного предиктора є те, що для будь-якої l, ймовірність події

$$yl+1 \in \Gamma^{\varepsilon}(z1,\ldots,zl,xl+1)$$

є принаймні **1 - ε**, тобто

$$P(yl+1 \notin \Gamma^{\varepsilon}(z1,\ldots,zl,xl+1)) \leq \varepsilon$$

Враховуючи міру невідповідності, конформний алгоритм створює область прогнозу $\Gamma^{\varepsilon}$ для кожної ймовірності помилки **ε**. Область $\Gamma^{\varepsilon}$ є **(1- ε )** прогнозний регіон; що містить класифіковане значення, принаймні, з ймовірністю **1- ε**.

Процес конформного прогнозування, що може бути підсумований наступним протоколом, представлений на рисунку 1[11]:

$$:ONLINE\ PREDICTION\ PROTOCOL:$$
$$Err_0^{\epsilon} := 0, \epsilon \in (0,1);$$
$$Mult_0^{\epsilon} := 0, \epsilon \in (0,1);$$
$$Emp_0^{\epsilon} := 0, \epsilon \in (0,1);$$
$$Training\ set = \{(x_1,y_1),\ldots,(x_i,y_i)\}$$
$$FOR\ n = l+1, l+2, \ldots:$$
$$Reality\ outputs\quad x_n \in X;$$
$$Predictor\ outputs\quad \Gamma_n^{\epsilon} \subseteq Y\ for\ all\ \epsilon \in (0,1)$$
$$Reality\ outputs\ y_n \in Y$$
$$err_n^{\epsilon} = \begin{cases} 1 & if\ y_n \notin \Gamma_n^{\epsilon} \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
$$Err_n^{\epsilon} = Err_n^{\epsilon} + err_n^{\epsilon}$$
$$mult_n^{\epsilon} = \begin{cases} 1 & if\,|\Gamma_n^{\epsilon}|>1 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
$$Mult_n^{\epsilon} = Mult_n^{\epsilon} + mult_n^{\epsilon}$$
$$emp_n^{\epsilon} = \begin{cases} 1 & if\,|\Gamma_n^{\epsilon}|=0 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
$$Emp_n^{\epsilon} = Emp_n^{\epsilon} + emp_n^{\epsilon}$$
$$Training\ set = \{Training\ set, (x_n,y_n)\}$$
$$End\ FOR.$$

Рис.1. Алгоритм процесу конформного прогнозування

Таким чином, конформне прогнозування може дати кожному передбаченню

оцінку надійності, не знижуючи класифікаційних ставок, що може зробити прогноз більш широко застосовним.

Конформне прогнозування – перспективний апарат, що може бути використаний для реалізації деференційованого оцінювання відповідей слухачів у системах автоматизованого контролю знань. Але в класичному вигляді він незастосовний для задач опрацювання природномовних текстів. Дослідження можливостей поширення методу конформного прогнозування саме для задач опрацювання природномовних текстів є напрямом майбутніх досліджень.

**Висновки**

Персоналізоване навчання на сьогоднішній день є світовим трендом. Забезпечити індивідуалізацію навчання покликані технології адаптивного навчання, що потребують подальшого розвитку та інтелектуалізації, в тому числі, механізмів автоматизованого контролю знань слухачів. Перспективним напрямом удосконалення автоматизованих систем тестування є широке впровадження інтелектуальних засобів опрацювання природномовних текстів у тестах з відкритими питаннями, що дозволить значно підвищити об'єктивність та якість тестування. Авторами проаналізовані існуючі на сьогоднішній день механізми обробки природномовних текстів, що базуються на нейромережевих технологіях, досліджена можливість застосування конформних предикторів для кількісної оцінки степені наближення відповіді слухача до еталонних.

## Література


1. Батура Т.В. Методы автоматической классификации текстов // Программные продукты и системы /Software & Systems № 1(30) 2017. С. 85-99.
2. Бурняшов Б.А. Персонализация как мировой тренд электронного обучения в учреждениях высшего образования // Электронный научный журнал Современные проблемы науки и образования // [Електр. Ресурс]. – Режим доступу: https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=26078
3. Загорулько Ю.А. Организация эффективного поиска на основе онтологий// Праці Міжнародної конференції «Діалог» 2001. - С. 333-342.
4. Комарницька О.І. Моделі та методи лінгвістичного аналізу тексту інтелектуальної системи оцінювання знань [Текст] : дисертація... канд. філол. наук. – К. : НБУ ім. В.І. Вернадського, 2015. – 216 с.
5. Методы тестирования знаний на основе применения аппарата нейронной сети / А.А. Мицель [и др.] // Открытое образование. - 2013. - № 2. - С. 34-41.
6. Мицель А.А., Погуда А.А. Нейросетевой подход к задаче тестирования [Текст] / А.А. Мицель, А.А. Погуда // Прикладная информатика. – 2011. – №5(35). – С. 60–67.
7. Шуклин Д.Е. Разработка системы, обрабатывающей текст естественного языка на основе семантической нейронной сети // [Електр. Ресурс]. – Режим доступу: http://prof9.narod.ru/doc/073/index.html
8. International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED) // [Електр. Ресурс]. – Режим доступу: http://aied.inf.ed.ac.uk/
9. International Workshop In Applications of Semantic Web technologies for E-Learning (SW-EL) // [Електр. Ресурс]. – Режим доступу: http://www.win.tue.nl/SW-EL/
10. International Forum of Educational Technology & Society // [Електр. Ресурс]. – Режим доступу:http://ifets.ieee.org/
11. Gammerman A., Vovk V. Hedging predictions in machine learning-The second Computer Journal Lecture. Comp. J. 2007;50:151–163. doi: 10.1093/comjnl/bxl065
12. Ghiassi M., Olschimke M., Moon B., Arnaudo P. Auto-mated text classification using a dynamic artificial neural network model. Expert Syst.with Applications, 2012, no. 39, pp. 10967–10976.
13. Zhang X., Zhao J., LeCun Y. Character-level convolutional networks for text classification. roc. Neural Inform. Processing Systems Conf. (NIPS 2015). Montreal, Canada, 2015. URL: // [Електр. Ресурс]. – Режим доступу: https://arxiv.org/abs/1509.01626


## Literatura


1. Batura T.V. Metody avtomaticheskoj klassifikacii tekstov // Programmnye produkty i sistemy /Software & Systems № 1(30) 2017. S. 85-99.


 

2. Burnjashov B.A. Personalizacija kak mirovoj trend jelektronnogo obuchenija v uchrezhdenijah vysshego obrazovanija // Jelektronnyj nauchnyj zhurnal Sovremennye problemy nauki i obrazovanija // [Elektr. Resurs]. – Rezhim dostupu: https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=26078
3. Zagorul'ko Ju.A. Organizacija jeffektivnogo poiska na osnove ontologij// Praci mizhnarodnoї konferencії "Dialog" 2001. - S. 333-342.
4. Komarnitska, O.I. Modeli ta metody lingvistichnogo analizu tekstu intelektualnoji systemy ocinyuvannya znan [Tekst] : disertatsiya... kand. filol. nauk. – K. : NBU im. V.I. Vernadskogo, 2015. – 216 s.
5. Metody testirovanija znanij na osnove primenenija apparata nejronnoj seti / A.A. Micel' [i dr.] // Otkrytoe obrazovanie. - 2013. - № 2. - S. 34-41.
6. Micel' A.A., Poguda A.A. Nejrosetevoj podhod k zadache testirovanija [Tekst] / A.A. Micel', A.A. Poguda // Prikladnaja informatika. – 2011. – №5(35). – S. 60–67.
7. Shuklin D.E. Razrabotka sistemy obrabatyvajushhej tekst estestvennogo jazyka na osnove semanticheskoj nejronnoj seti // [Elektr. Resurs]. – Rezhim dostupu: http://prof9.narod.ru/doc/073/index.html
8. International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED) // [Elektr. Resurs]. – Rezhim dostupu: http://aied.inf.ed.ac.uk/
9. International Workshop In Applications of Semantic Web technologies for E-Learning (SW-EL) // [Elektr. Resurs]. – Rezhim dostupu: http://www.win.tue.nl/SW-EL/
10. International Forum of Educational Technology & Society // [Elektr. Resurs]. – Rezhim dostupu:http://ifets.ieee.org/
11. Gammerman A., Vovk V. Hedging predictions in machine learning-The second Computer Journal Lecture. Comp. J. 2007;50:151–163. doi: 10.1093/comjnl/bxl065
12. Ghiassi M., Olschimke M., Moon B., Arnaudo P. Auto-mated text classification using a dynamic artificial neural network model. Expert Syst.with Applications, 2012, no. 39, pp. 10967–10976.
13. Zhang X., Zhao J., LeCun Y. Character-level convolutional networks for text classification. roc. Neural Inform. Processing Systems Conf. (NIPS 2015). Montreal, Canada, 2015. URL: // [Elektr. Resurs]. – Rezhim dostupu: https://arxiv.org/abs/1509.01626

## RESUME

**I.M. Domanetska, O.V. Fedusenko, V.M. Khrolenko**

**Neural network technologies to processing natural language texts in adaptive learning systems**

Today's personalized training is a global trend. Adaptive learning technologies are capable of providing individualized learning, but they require further development and intellectualization, including the mechanisms of automated control of knowledge of students.

Proliferation of intelligent tools for natural language texts processing in tests with open questions is a promising direction of improvement of automated testing systems that allow much increase testing quality. The decision of the task of evaluating the correctness of the answer in open-ended questions is considered as a task of classification. If the definition or explanatory text of the student and pattern answers belong to a single class, then it is believed that the answer is correct. The work analyzes existing mechanisms for the natural language texts processing based on neural network technologies.

For the differentiation of students' assessments, the perspective direction is creating a quantitative measure to assess the correctness of the answer presented in the natural language text form.

The article is relevant, since the spread of e-learning technologies is one of the prerequisites for the implementation of the principle of "learning through life" and requires the technologies intellectualization for controlling the knowledge of students.

*Надійшла до редакції 25.10.2017*